پیش‌بینی انتقال رسوب در کانال‌های فاضلاب‌رو با استفاده از روش ترکیبی سیستم‌های فازی عصبی تطبیقی و الگوریتم ژنتیک

فریبرز یوسفوند[1] سعید شعبانلو[2] احمد رجبی[3]

[1و2و3] گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

† (نویسنده مسئول)

چکیده

در مطالعه حاضر به‌وسیله یک مدل ترکیبی نحوه انتقال رسوبات درون مجاری فاضلاب‌رو مدل‌سازی می‌شود. به‌بیان دیگر، توسط سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی و الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم ترکیبی (ANFIS-GA) برای تخمین عدد فرود جریان سه‌فازی (هوا، آب و رسوب) ارائه داده می‌شود. در این مطالعه، از الگوریتم ژنتیک برای افزایش کارایی سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی با تنظیم توابع عضویت و سپس به حداقل رساندن مقادیر خطا استفاده گردیده است. الگوریتم ژنتیک (GA) یک روش فراابتکاری با الهام از فرایند انتخاب طبیعی می‌باشد که متعلق به طبقه‌بندی گسترده‌تری از الگوریتم‌های تکاملی (EA) است. سپس با استفاده از مقادیر ورودی، ۱۲۷ مدل ترکیبی ANFIS-GA معرفی گردید. همچنین مقادیر درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات برای مدل برتر به‌ترتیب مساوی ۵/۵۲۹ و ۰/۳۱۵ بدست آمد.

واژه‌های کلیدی: رسوب، کانال دایروی، انفیس، الگوریتم ژنتیک، مدل ترکیبی

Prediction of Sediment Transport in Sewer Using a Combination of Adaptive-Neuro Fuzzy Inference Systems and Genetic Algorithm

F. Yosefvand S. Shabanlou A. Rajabi

Abstract

In this study, the transportation of sediment in sewer flumes is predicted using a hybrid model. On the other hand, the hybrid model (ANFIS-GA) using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) and Genetic Algorithm (GA) for prediction of the Froude number of three-phase (air, water and sediment) flow is developed. In this study, the genetic algorithm is used to increase the ability of ANFIS by tuning the membership functions and subsequently minimize the error. The genetic algorithm (GA) is a meta-heuristic inspired by the process of natural selection that belongs to the larger class of evolutionary algorithms (EA). Then, the 127 hybrid models were defined using input parameters. For the superior model, the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Square Error (RMSE) were computed equal to 5.529, 0.315, respectively.

Key Words: Sediment, Circular channel, ANFIS, Genetic Algorithm, Hybrid model

---

(۱) استادیار گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

(۲) نویسنده مسئول: دانشیار گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه. saeid.shabanlou@gmail.com

(۳) استادیار گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

مقدمه

به‌منظور استفاده از معیار انتقال رسوب در حالت حد ته-نشینی، نیاز به اطلاعاتی مانند اندازه دانه‌ها، چگالی، غلظت رسوب و عمق جریان مورد نیاز است که بتوان یک معادله برای پیش‌بینی نرخ انتقال رسوب به‌عنوان بار بستر یا بار معلق ارائه داد. انتقال رسوب در حالت حد ته‌نشینی به دو صورت بار معلق و بار بستر می‌باشد. به‌منظور استفاده از معادلات خودشویی موجود، حالت انتقال (بار بستر یا بار معلق) باید مشخص باشد. کلی و گولارته یک مطالعه آزمایشگاهی در ارتباط با فرسایش بستر کانال‌های رسوبی اجرا نمودند. آنها بیان نمودند که با تغییرات عکس دما، مقدار فرسایش بستر رسوبی کاهش می‌یابد[۱]. راودکیف و تان در یک تحقیق آزمایشگاهی نحوه فرسایش رسوبات چسبنده درون کانال‌های دایروی را مورد ارزیابی قرار دادند. آنها تغییرات فرسایش رسوبات را در مقابل PH جریان برای شرایط مختلف اندازه‌گیری نمودند[۲]. کرابتری در یک مطالعه آزمایشگاهی کانال‌های فاضلاب را به پنج نوع مختلف بر حسب بستر تقسیم‌بندی نمود[۳]. آلوارز آزمایش‌های انتقال با رسوبات غیرچسبنده روی بسترهای زبر و صاف در لوله‌ای به قطر ۱۵۴ میلیمتر با جریان قسمتی پر انجام داد. او برای داده‌های بستر صاف، رابطه‌ای که بهترین برازش با کاربرد آنالیز رگرسیون خطی چندگانه داشته باشد را با استفاده از آنالیز ابعادی بدست آورد[۴]. عظمت ا. و همکاران [۵] با استفاده از ترکیب داده‌های آب قانی [۶] و وونگ ویسس امجای و همکاران [۷] و استفاده از آنالیز رگرسیون، رابطه ارائه شده توسط آب قانی را اصلاح کردند. اتا و پروسکیا تنش برشی بی‌بعد به‌منظور در نظر گرفتن رسوبات با اندازه d که روی بستر زبر با زبری k (k<d) حرکت می‌کنند. آنها در مطالعه خود تغییرات دبی جریان را بر روی نرخ انتقال رسوبات را اندازه‌گیری نمودند[۸]. در دهه اخیر تکنیک‌های گوناگون شبکه عصبی و هوش مصنوعی در پیش‌بینی و الگوشناسی پدیده‌های پیچیده، مشکل و غیرخطی علوم مختلف توسط بسیاری از محققین مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین اخیرا مدل-های نرو- فازی و الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای حل مسائل مختلف علم هیدرولوژی و هیدرولیک بکار گرفته شده‌اند. محققین مختلفی همچون شمس‌الدین (۱۹۹۷) [۹]؛ گیوستولیسی و لاوسلی (۲۰۰۵) [۱۰] با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی مدل‌های رواناب - بارش پرداختند. جهین و همکاران (۱۹۹۹) [۱۱] و بی و همکاران (۲۰۰۷) [۱۲] به کمک الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی جریان به داخل مخزن را تخمین زدند. بار رسوبات معلق روزانه با استفاده از مدل‌های نرو- فازی توسط کیسی (۲۰۰۵) پیش‌بینی گردید [۱۳]. در این مطالعه، حداقل سرعت مورد نیاز (عدد فرود) جهت جلوگیری از ته‌نشینی رسوب در بستر مجاری فاضلاب‌رو به وسیله روش¬های مختلف محاسبات نرم شامل سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطبیقی و یک روش ترکیبی مبتنی بر ترکیب دو روش سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطبیقی (انفیس) و الگوریتم ژنتیک برای اولین بار پیش¬بینی می¬شود. همچنین، نتایج محاسبات نرم در پیش‌بینی عدد فرود جریان سه‌فازی مورد نیاز جهت جلوگیری از ته‌نشینی رسوبات ورودی به مجاری فاضلاب‌رو با اندازه‌گیری¬های آزمایشگاهی مقایسه می‌گردد. با مرور مطالعات گذشته‌گان در زمینه انتقال رسوب در مجاری فاضلاب‌رو، مشخص می¬شود که تاکنون مدل¬سازی مکانیزم انتقال رسوب جریان سه فازی درون کانال‌های دایره‌ی شکل توسط این روش ترکیبی انفیس- الگوریتم ژنتیک انجام نشده است که در این مقاله، حداقل سرعت مورد نیاز (عدد فرود) جهت جلوگیری از ته‌نشینی مواد جامد ورودی به مجاری فاضلاب‌رو توسط این روش ترکیبی هوش مصنوعی مدل-

سازی می‌شود که همین بحث نشان دهنده نوآوری موضوع تحقیق می¬باشد.

مواد و روش‌ها

ساختار سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی

در این مطالعه، به‌منظور پیش‌بینی عدد فرود مورد نیاز جهت جلوگیری از ته‌نشینی رسوب در بستر کانال‌های فاضلاب، از یک سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی استفاده می‌شود. این سیستم به صورت یک چارچوب مدل‌سازی است که به صورت ترکیبی منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. این مدل ترکیبی به‌منظور غلبه بر ضعف‌های موجود در هر دو روش منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی، ارائه شده است. در واقع با الهام از سیستم‌های فازی، دانش اولیه در یک مجموع‌ای از قیود به منظور کاهش فضای جستجوی بهینه‌سازی نشان داده می‌شود. در حالی‌که شبکه ساختار یافته با استفاده از پس‌انتشار، از شبکه عصبی مصنوعی الهام گرفته شده است.در این مدل از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور تنظیم کردن توابع عضویت، استفاده می-شود (سینگ و همکاران، ۲۰۱۲). همچنین وجود توابع عضویت غیرخطی در روش نرو- فازی، منجر به کاهش قابل توجه هزینه پیاده‌سازی یک طرح ساده بر پایه قوانین و حافظه مورد مصرف می‌شود. بنابراین واضح است که ترکیب شبکه عصبی و سیستم‌های فازی محدودیت‌های هر یک از این دو روش را کاهش می‌دهد و منجر به پیشنهاد یک روش داده‌کاوی برای حل مسائل پیچیده مهندسی می‌شود. سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، یکی از روش‌های شناخته شده در ترکیب همزمان شبکه عصبی و سیستم‌های فازی است. این روش جهت شناسایی رفتار سیستم‌های غیرخطی که با استفاده از مجموعه داده‌های ورودی و خروجی تعریف شده برای مدل، مورد استفاده قرار می‌گیرد. سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی مدلی ساختار یافته از سیستم استتاج فازی است. دو تا از معروف‌ترین سیستم‌های استتاج فازی که در ساختار سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی مورد استفاه قرار می‌گیرد شامل ممدانی هستند. به‌دلیل اینکه سیستم استنتاج فازی تاکاگی- سوگنو- کانگ نیاز به قوانین کمتری دارد و همچنین از روش‌های آموزش مانند پس‌انتشار که شناخته شده هستند، استفاده می‌کنند، این سیستم از سادگی بیشتری برخوردار است. به‌منظور آموزش سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، دو روش پس‌انتشار و هیبرید که به صورت ترکیبی از دو روش پس‌انتشار و حداقل مربعات ارائه شده است، به‌عنوان روش‌های کلاسیک شناخته می-شوند هر چند که امروزه استفاده از الگوریتم تکاملی به عنوان الگوریتم فرا ابتکاری قدرتمند در بهینه‌سازی سیستم-های غیرخطی، افزایش یافته است. مجموعه قوانین در نظر گرفته شده برای یک سیستم استتاج فازی از نوع تاکاگی- سوگنو- کانگ به‌صورت دو قانون اگر- آن‌گاه به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\text{Rule 1:}\quad if \quad x\ is\ A_1,\quad \text{and}\ y\ is\ B_1,\quad \text{Then}\quad f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1 \tag{۱}$$

$$\text{Rule 1:}\quad if \quad x\ is\ A_2,\quad \text{and}\ y\ is\ B_2,\quad \text{Then}\quad f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2 \tag{۲}$$

تعداد گره‌های لایه اول با استفاده از تعداد ورودی‌ها و تعداد توابع عضویت (n) برای هر یک از ورودی‌ها تعیین می‌شود. اما تعداد گره در سایر لایه‌ها (لایه‌های ۲ الی ۴) به تعداد قوانین (R) در مجموعه قوانین فازی بستگی دارد. ساختار لایه‌های یک سیستم استتاج فازی عصبی تطبیقی به‌صورت زیر می‌باشد:

لایه اول: ورودی X_i که دارای برچسب A_{ij} می‌باشد درجه عضویت هر مجموعه فازی را نشان می‌دهد. تابع نود در این لایه را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

$$O_{ij}^{1} = \mu_{ij}(X_i) \quad i = 1,2,...,number\ of\ inputs, \quad j = 1,2,...,n \qquad (۳)$$

که μ_{ij} برابر با j امین تابع عضویت برای ورودی X_i است و O_{ij}^{1} خروجی گره ij است.

به‌دلیل عملکرد خوب و رضایت بخش تابع عضویت گوسی در کاربردهای مختلف مهندسی، تابع عضویت مورد استفاده در این مطالعه نوع گوسی انتخاب شده است. رابطه ریاضی این تابع عضویت به‌صورت زیر می‌باشد:

$$\mu(X) = exp\left(-\left(X-a\right)/b\right)^2 \qquad (۴)$$

که a و b مجموعه پارامترها هستند.

لایه دوم: هر گره در این لایه (k) که به صورت گره‌های دایره‌ای شکل (Π) ارائه شده‌اند با استفاده از ورودی‌های دریافتی، خروجی را تولید می‌کند.

$$O_k^2 = W_k = \mu_{e1}(X_1)\mu_{e2}(X_2)...\mu_{ek}(X_k) \quad k = 1,2,...,R \quad e1...e2 = 1,2,...n \qquad (۵)$$

لایه سوم: در این لایه گره k^{th}، نسبت قدرت آتش قانون k^{th} به قدرت آتش کل قوانین را تعیین می‌کند.

$$O_k^3 = \bar{W}_k = W_k / \left(W_1 + W_2 + ... + W_R\right) \quad k = 1,2,...,R \qquad (۶)$$

لایه چهارم: هر گره در این لایه به‌عنوان یک خروجی وزن-دار شده سیستم استناج فازی به‌صورت زیر عمل می‌کند:

$$O_k^4 = \bar{W}_k f_k \qquad (۷)$$

که $\overline{W_k}$ خروجی لایه غیرفازی‌ساز و f_k خروجی قانون k ام سیستم استناج فازی تاکاگی –سوگنو- کانگ است. برای تعداد m ام سیستم استناج فازی تاکاگی- سوگنو- کانگ، قوانین به‌صورت زیر بیان می‌شوند:

$$\text{Rule:} \quad if\left(X_1\ is\ A_{1_{e1}}\right), \text{and}\ \left(X_2\ is\ A_{2_{e2}}\right), \text{and}\left(X_k\ is\ A_{k_{ek}}\right) \quad \text{Then}: f_k = \sum_{i=1}^{m} p_{i_{ei}} + r_k \qquad (۸)$$

که $p_{i_{ei}}$ و r_k مجموعه پارامترها هستند. پارامترهای این لایه تحت عنوان پارامترهای بخش تالی، شاخته می‌شوند.

لایه پنجم: در این لایه گره دایره‌ای تک ، ∑، همه خروجی‌ها را به‌عنوان مجموع همه ورودی‌ها به‌صورت زیر محاسبه می‌کند.

$$O_i^5 = Y = \sum_{k=1}^{n} \overline{w}_k f_k = \sum w_k f_k / \sum w_k \qquad (۹)$$

که Y نشان دهنده تمام خروجی‌ها شبکه است. جهت بررسی عملکرد سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی از شاخص میانگین مربعات خطا که به‌صورت زیر محاسبه می-شود استفاده می‌شود.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Fr_{Actual} - Fr_{Predicted}\right)^2 \qquad (۱۰)$$

که n تعداد نمونه‌ها، Fr_{Actual} مقدار عدد فرود مشاهده شده در تست‌های آزمایشگاهی و $Fr_{Predicted}$ عدد فرود پیش‌بینی شده با استفاده از سیستم استنتاج فاز عصبی تطبیقی است.

الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک روش قدرتمندی را برای توسعه اکتشافی مسائل بهینه‌سازی ترکیبی مقیاس بزرگ فراهم آورده است. یک الگوریتم ژنتیک مسئله را به‌صورت مجموعه ای از رشته‌ها که شامل ذرات ریزهستند کد گذاری می‌کند، سپس برای تحریک فرایند تکامل تدریجی، تغییراتی را روی رشته-ها اعمال می‌کند. در مقایسه با الگوریتم‌های جستجوی محلی، در جستجوی عمومی که تنها یک راه حل قابل قبول وجود دارد، الگوریتم‌های ژنتیک جامعه‌ای از افراد را در نظر می‌گیرند. کار با مجموعه‌ای از افراد، امکان مطالعه ساختارها و ویژگی‌های اصلی افراد متفاوت را که منجر به شناسایی و کشف راه حل‌های کارآمدتر می‌شود، فراهم می‌سازد. در این مطالعه، الگوریتم ژنتیک رشته‌های متناسب با ارزش را برمی‌گزیند و آن دسته از رشته‌هایی را که تناسب کمتری با جمعیت مورد بررسی دارند حذف می‌کنند. هر کدام افراد جمیعت که تقریب‌هایی از جواب نهایی می‌باشند به‌صورت رشته‌هایی از حروف یا ادغام کدگذاری می‌شوند. این رشته ها را کروموزوم می‌نامند.

متداول‌ترین حالت نمایش با ارقام صفر و یک است. حالت-های دیگر استفاده از سه رقم، اعداد حقیقی و اعداد صحیح هم مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای مثال یک کروموزوم با دو متغییر a و b با ساختار شکل ۱ نمایش داده می شود.

شکل ۱ - نمایش یک کروموزوم با ارقام صفر و یک

متغییر a با ده خانه اول سمت راست و b با یازده خانه باقیمانده نمایش داده شده است. این می تواند به علت سطح دقت و یا محدوده متغییر تصمیم‌گیری باشد. مقادیر موجود روی کروموزوم‌ها به‌تنهایی معنی خاص ندارند بلکه باید از حالت کد شده خارج شوند تا به‌عنوان متغییرهای تصمیم-گیری دارای معنی و نتیجه باشند. باید توجه داشت که فرآیند جستجو بر روی اطلاعات کد شده انجام می‌گیرد مگر در صورتی که از ژن‌هایی با مقادیر حقیقی شود. بعد از اینکه کروموزوم‌ها از حالت کدگذاری شده، خارج شدند می‌توان کارایی یا برازش هر فرد از جمعیت را محاسبه کرد. برازش مقیاس نسبی است که شایستگی افراد برای تولید نسل بعد را نشان می‌دهد. در طبیعت برازش معادل توانایی فرد برای بقا می‌باشد. تابع هدف در تعیین برازش افراد نقش تعیین کننده دارد. در هنگام تکثیر به کمک اطلاعات اولیه‌ای که از تابع هدف به دست می‌آید، برازش هر فرد مشخص می-گردد. از این مقادیر در فرآیند انتخاب استفاده می‌شود تا آنرا به‌سمت انتخاب افراد مناسب سوق دهد. هر چه برازش فرد نسبت به جمعیت بالاتر باشد احتمال بیشتری دارد که انتخاب شود. هر چه برازش نسبی آن کمتر باشد احتمال انتخاب آن برای تولید نسل بعدی کمتر می‌شود. وقتی که برازش تمام افراد جمعیت مشخص شد. هر کدام با احتمالی که متناسب با میزان برازش آنها است می‌توانند برای تولید نسل بعد انتخاب شوند. عمل تکثیر در الگوریتم ژنتیک برای رد و بدل اطلاعات ژنتیکی بین یک جفت یا تعداد بیشتری از افراد به‌کار می‌رود. ساده‌ترین نوع تکثیر تقاطع یک نقطه است دو رشته شکل را در نظر بگیرید اگر یک عدد صحیح از یک تا تعداد ارقام رشته منهای یک انتخاب شود و اطلاعات دو رشته را در دو طرف این دو نقطه عوض کنید دو رشته جدید به وجود می آیند که آنها را فرزند می‌نامیم به‌عنوان مثال اگر عدد شش را برای دو رشته شکل انتخاب کنیم نتیجه تقاطع یک نقطه‌ای به‌صورت شکل ۲در می‌آید.

شکل ۲- دو کرموزوم بعد از تقاطع (فرزندان) دو کروموزم قبل از تقاطع (والدین)

این عملگر الزاما بر تمامی رشته‌های یک جمعیت اعمل نمی‌شود بلکه برای اعمال آن بر یک جفت رشته یک احتمال نسبت داده می‌شود. بعد از این مرحله با احتمال جدید عملگر جهش - روی رشته‌های تولید شده اعمال می‌گردد. در جهش، هر فرد به تنهایی با توجه به قوانیین احتمال می‌تواند تغییر کند.

در نمایش دودویی رشته‌ها، جهش به معنای تغییر مقدار یکی از خانه‌های رشته از صفر به یک و یا از یک به صفر می‌باشد. به‌عنوان مثال جهش در هفتمین خانه اولین فرزند تولید شده در مثال قبل منجر به ایجاد رشته شکل ۳ می-گردد.

شکل ۳- کروموزوم بعد از جهش

بعد از مراحل تکثیر و جهش کروموزوم‌ها از حالت کد شده خارج می‌شوند و مقدار تابع هدف هر یک محاسبه می‌شود سپس به هرکدام برازشی اختصاص داده می‌شود. حال اگر لازم باشد دوباره مراحل انتخاب و تکثیر و غیره انجام می-گیرد. در طول این فرایند انتظار می‌رود که کارایی متوسط جمعیت جواب ها افزایش یابد. الگوریتم وقتی پایان می‌یابد که هدف خاصی برآورده شود. به‌عنوان مثال تعداد مشخصی نسل ایجاد شده باشد، مقدار شایستگی افراد به مقدار

مشخصی برسد و یا به یک نقطه خاص در فضای جستجو برسیم.

روش ترکیبی سیستم‌های استنتاج فازی و الگوریتم ژنتیک

شکل ۴ فلوچارت روش سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی را نشان می‌دهد. پس از فراخوانی، مجموعه داده‌ها به دو قسمت آموزش و تست دسته‌بندی می‌شوند. که در این مطلعه داده‌ها به دو دسته ۵۰٪ و ۵۰٪ تقسیم می‌شوند و به‌ترتیب جهت آموزش و تست مدل، مورد استفاده قرار می‌گیرند. پس از دسته‌بندی‌ها،تولید سیستم استنتاج فازی انجام می‌شود. جهت انجام این کار دو روش پارتیشن بندی شبکه‌ای[1] و خوش‌بندی تفریقی[2]وجود دارد. در این مطالعه با توجه به عملکرد بهتر پارتیشن‌بندی شبکه‌ای در مطالعات گذشتگان (ابتهاج و بنکداری ۲۰۱۴ [۱۷])، از این روش استفاده می‌شود. در این مرحله همچنین تعداد عضویت و نوع توابع عضویت ورودی و خروجی باید مشخص شود. در این مطالعه از تابع عضویت گوسی استفاده شده است. تعداد توابع عضویت نیز که به‌صورت سعی و خطا تعیین شده است، برابر با ۳ در نظر گرفته شده است. پس از تولید سیستم استنتاج فازی الگوریتم آموزش شبکه باید تعیین شود. عموما جهت آموزش سیستم استتاج فازی عصبی تطبیقی از دو الگوریتم هیبرید و پس انتشار که الگوریتم‌هایی شناخته شده هستند، استفاده می‌شود. مطالعات اخیر در زمینه انتقال رسوب در مجاری فاضلاب‌رو (ابتهاج و بنکداری ۲۰۱۴)، نشان دهنده نشان دهنده عملکرد بهتر الگوریتم هیبرید نسبت به پس انتشار است. از این‌رو در این مطالعه عملکرد الگوریتم هیبرید در مقایسه با الگوریتم زنتیک به‌عنوان یک الگوریتم تکاملی مشهور که توسط محققین برای مطالعات آینده پیشنهاد شده است، مورد ارزیابی قرا می‌گیرد. پس از آموزش سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی ، دقت پیش‌بینی، با استفاده از داده‌های تست مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و اگر نتایج رضایت بخشی حاصل شده باشد، روند مدل‌سازی خاتمه می‌یابد وگرنه این روند از مرحله تولید سیستم استنتاج فازی، تا رسیدن به جواب مورد قبول، دوباره تکرار می‌شود.

مدل آزمایشگاهی

در این مطالعه برای صحت سنجی مدل‌های عددی از اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی توسط آب قانی (۱۹۹۳)، اتا و همکاران (۱۹۹۹) [۱۹] و وونگ ویسس امجای و همکاران (۲۰۱۰) استفاده می‌شود. آنها مقادیر Fr عدد فرود جریان، Cv غلظت حجمی رسوبات، d/R نسبت قطر متوسط ذرات رسوب به شعاع هیدرولیکی، D^2/A نسبت قطر لوله (کانال) به سطح مقطع جریان، R/D نسبت شعاع هیدرولیکی به قطر لوله، D_{gr} عدد ذره بی‌بعد ($d_{50}(g(s-1)/v^2)^{1/3}$)، d/D نسبت قطر متوسط ذارت به قطر لوله و λ_s ضریب مقاومت کلی بار رسوب (ضریب مقاومت جریان رسوبی) را اندازه‌گیری نمودند. به‌بیان دیگر آنها تاثیر پارامترهای مذکور را روی تغییرات عدد فرود (Fr) مورد بررسی قرار دادند. در جدول ۱ مقادیر حداقل، حداکثر و متوسط مقادیر آزمایشگاهی آب قانی (۱۹۹۳)، اتا و همکاران (۱۹۹۹) و وونگ ویسس امجای و همکاران (۲۰۱۰) مرتب شده است.

[1] grid partitioning
[2] subtractive clustering

شکل ۴ – فلوچارت روش مورد استفاده در این مطالعه

جدول ۱– دامنه مقادیر آزمایشگاهی آب قانی (۱۹۹۳)، اتا و همکاران (۱۹۹۹) و وونگ ویسس امجای و همکاران (۲۰۱۰)

پارامتر	حداقل	حداکثر	متوسط
دبی (L/s)	4.678E-01	9.522E+01	1.809E+01
قطر لوله (mm)	1.000E+02	4.500E+02	2.748E+02
عمق جریان (m)	2.000E-02	2.291E-01	1.103E-01
شعاع هیدرولیکی (m)	1.200E-02	1.138E-01	5.725E-02
سطح مقطع (m^2)	1.401E-03	8.136E-02	2.523E-02
سرعت (m/s)	2.370E-01	1.216E+00	6.675E-01
قطر متوسط ذرات (mm)	2.000E-01	8.300E+00	3.035E+00
شیب کانال	5.070E-04	6.000E-03	3.017E-03
ضریب مقاومت کلی بار رسوب	1.290E-02	5.320E-02	2.697E-02
غلظت حجمی رسوبات	1.000E+00	1.280E+03	1.907E+02
عدد ذره بی¬بعد	5.059E+00	2.099E+02	7.677E+01
عدد فرود	1.519E+00	1.126E+01	4.029E+00

نحوه ترکیب پارامترهای ورودی

همان‌گونه که بیان شد در این مطالعه با استفاده از مدل ترکیبی انفیس- الگوریتم ژنتیک مکانیزم انتقال رسوب مدل سازی می‌شود. برای رسیدت به این هدف مقدار عدد فرود جریان شبیه‌سازی می‌شود. برای حساسیت سنجی پارامترهای ورودی که شامل Cv، d/R، D^2/A، R/D، D_{gr}، d/D و λ_s و ۱۲۷ مدل‌های ترکیبی مختلف معرفی می‌شود. مدل‌های مذکور به هفت دسته که شامل دسته اول با یک پارامتر ورودی، دسته دوم با دو پارامتر ورودی، دسته سوم به سه پارامتر ورودی، دسته چهارم به ۴ پارامتر ورودی، دسته پنجم با ۵ پارامتر ورودی، دسته ششم با ۶ پارامتر ورودی و دسته هفتم با ۷ پارامتر ورودی مقادیر عدد فرود را مدل سازی می‌نمایند. ترکیب پارامترهای ورودی در شکل ۵ نشان داده شده است. لازم به ذکر است که در مطالعه حاضر ۵۰ درصد اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی برای آموزش و ۵۰ درصد باقیمانده نیز برای تست مدل‌های عددی استفاده شده است.

شکل ۵- نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای مدل‌های مختلف ANFIS-GA

شاخص‌های آماری مورد استفاده برای بررسی دقت مدل-های عددی

در این تحقیق به منظور ارزیابی دقت مدل‌های عددی از شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، درصد میانگین مطلق خطا (*MAPE*)، خطای جذر میانگین مربعات (*RMSE*) و شاخص پراکندگی (*SI*) که در قالب معادلات (۱۱) تا (۱۴) معرفی شده‌اند:

$$R^2=\frac{\left(n\sum_{i=1}^{n}R_{(\mathrm{Predicted})i}R_{(Observed)i}-\sum_{i=1}^{n}R_{(\mathrm{Predicted})i}\sum_{i=1}^{n}R_{(Observed)i}\right)^2}{\left(n\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(\mathrm{Predicted})i}\right)^2-\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(\mathrm{Predicted})i}\right)^2\right)\left(n\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(Observed)i}\right)^2-\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(Observed)i}\right)^2\right)} \quad (۱۱)$$

$$MARE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{\left|R_{(\mathrm{Predicted})_i}-R_{(Observed)_i}\right|}{R_{(Observed)_i}}\right) \quad (۱۲)$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(\mathrm{Predicted})_i}-R_{(Observed)_i}\right)^2} \quad (۱۳)$$

$$SI=\frac{RMSE}{\overline{(R)}_{(Observed)}} \quad (۱۴)$$

در معادلات مذکور مقادیر $(R)_{(Observed)i}$، $(R)_{(Predicted)i}$، $\overline{(R)}_{(Observed)i}$ و n به‌ترتیب برابر مقادیر آزمایشگاهی، نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل‌های عددی، میانگین مقادیر آزمایشگاهی و تعداد اندازه‌گیری-های آزمایشگاهی می‌باشند.

بحث و نتایج

مدل‌های برتر

همان‌گونه که در بخش قبل عنوان شد، در این مطالعه هفت مدل ANFIS-GA برای شبیه‌سازی عدد فرود جریان سه فازی تعریف شده است (مدل‌های شماره یک تا هفت). بر اساس نتایج مدل‌سازی، مدل شماره شش به‌عنوان مدل برتری که مقادیر عدد فرود را با یک پارامتر ورودی تخمین می‌زند معرفی می‌شود. این مدل تابعی از d/D است. مقادیر ضریب تبیین برای این مدل در هر دو حالت آموزش و تست به‌ترتیب مساوی ۰/۷۰۴ و ۰/۷۳۱ تخمین زده شده است. همچنین، مقادیر *MAPE*، *RMSE* شاخص پراکندگی (SI) در وضعیت تست مدل شماره ۶ به‌ترتیب برابر ۱۹/۱۳۴، ۱/۰۵۷ و ۰/۲۶۸ محاسبه گردیده است. در ادامه به بررسی مدل برتری که مقادیر تابع هدف را با دو پارامتر ورودی پیش‌بینی می‌کند مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. مدل‌های شماره ۸ تا ۲۸ مقادیر عدد فرود را با دو متغیر ورودی شبیه‌سازی می‌کنند. با توجه به بررسی نتایج مدل‌هایی که مقادیر عدد فرود را با دو پارامتر ورودی تخمین می-زنند، مدل شماره ۸ از دقت بالاتری برخوردار است.. به-عنوان مثال در حالت آموزش برای این مدل مقادیر *MAPE* و *RMSE* به‌ترتیب مساوی ۵/۵۲۹ و ۰/۳۱۵ تخمین زده شده است. این در حالی است که شاخص پراکندگی در شرایط آموزش و تست مدل شماره ۸ به-ترتیب مساوی ۰/۰۷۶ و ۰/۰۸۷ بدست آمده است. همچنین مقادیر ضریب تبیین در وضعیت تست این مدل مساوی ۰/۹۷۲ است. در این قسمت به ارزیابی مدل برتری که مقادیر تابع هدف، که در اینجا عدد فرود جریان سه فازی است، را با سه متغییر ورودی پیش‌بینی می‌کند پرداخته می‌شود. همان طور که بیان شد، مدل-های شماره ۲۹ تا ۶۳ با سه پارامتر ورودی تعریف شده-اند. در این بین، مدل شماره ۳۱ مدل برتر شناسایی شد. مقادیر R^2 برای مدل شماره ۳۱ در هر دو شرایط آموزش و تست به‌ترتیب مساوی ۰/۹۵۷ و ۰/۹۶۲ تخمین زده شده است. با توجه به نتایج مدل مذکور، مقدار شاخص‌های آماری *MAPE* ، *RMSE* و *SI* در شرایط تست به‌ترتیب مساوی ۷/۷۸۹، ۰/۴۰۳ و ۰/۱۰۲ بدست آمده است. همان گونه که در قسمت‌های قبلی عنوان

شد، مدل‌های شماره ۶۴ تا ۹۸ مقادیر عدد فرود جریان سه فازی را به چهار پارامتر ورودی تخمین می‌زنند. با تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های مذکور، مدل شماره ۶۵ مقادیر تابع هدف را با دقت بیشتری شبیه‌سازی کرد. به‌عنوان مثال مقدار ضریب تبیین این مدل در شرایط آموزش و تست به‌ترتیب مساوی ۰/۹۴۸ و ۰/۹۳۷ محاسبه شد. همچنین مقادیر *RMSE* و *SI* برای مدل شماره ۶۵ در شرایط تست به‌ترتیب برابر ۰/۵۱۰ و ۰/۱۲۹ محاسبه شده است. علاوه براین مقدار *MAPE* حالت آموزش این مدل مساوی ۹/۹۴۵ تخمین زده شده است. در این قسمت به ارزیابی مدل‌های با پنج پارامتر ورودی پرداخته می‌شود، بر اساس نتایج شبیه‌سازی، مدل‌های شماره ۹۹ تا ۱۱۹ مقادیر تابع هدف را با پنج پارامتر ورودی تخمین می‌زنند. با بررسی کلیه این مدل‌های مشخص شد که مدل شماره ۱۰۰ دارای دقت بیشتر و خطای کمتری است. بر اساس نتایج مدل شماره ۱۰۰، مقدار شاخص پراکندگی و ضریب تبیین در حالت آموزش به‌ترتیب مساوی ۰/۱۱۶ و ۰/۹۳۸ می‌باشد. همچنین در وضعیت تست این مدل مقادیر *MAPE* و *RMSE* به‌ترتیب برابر ۱۱/۹۸۰ و ۰/۵۷۹ است. همچنین هفت مدل متمایز ANFIS-GA مقادیر عدد فرود را با شش متغیر ورودی مدل‌سازی می‌کنند. به بیان دیگر مدل‌های شماره ۱۲۰ تا ۱۲۷ تابعی از شش پارامتر ورودی هستند. با ارزیابی مدل‌های مذکور مشخص شد که مدل شماره ۱۲۰ دارای همبستگی بالاتری در مقایسه با سایر مدل‌ها است. به‌عنوان مثال مقدار R^2 در حالت‌های آموزش و تست این مدل به‌ترتیب مساوی ۰/۹۰۶ و ۰/۹۰۰ محاسبه شده است. همچنین مقادیر *MAPE*، *RMSE* و *SI* در شرایط تست مدل شماره ۱۲۰ به‌ترتیب مساوی ۱۱/۴۰۱، ۰/۶۴۴ و ۰/۱۶۳ تخمین زده شده است. علاوه بر این مقدار شاخص پراکندگی در حالت آموزش این مدل مساوی ۰/۱۴۳ محاسبه شده است. در بخش بعدی مدلی که با کلیه پارامترهای ورودی مقادیر تابع هدف را شبیه‌سازی می‌کند مورد مطالعه قرار می‌گیرد. مدل شماره ۱۲۷ تابعی از کلیه پارامترهای ورودی است. بر اساس نتایج مدل‌سازی توسط مدل شماره ۱۲۷، در وضعیت آموزش مقدار ضریب تبیین برابر ۰/۸۷۱ است. همچنین برای این مدل در حالت آموزش مقادیر *MAPE* و *SI* به‌ترتیب مساوی ۱۱/۳۳۸ و ۰/۱۶۶ محاسبه شده‌اند. در مقابل در شرایط تست مقادیر R^2 ، *MAPE* و *RMSE* به‌ترتیب مساوی ۰/۸۴۲، ۱۲/۷۱۲ و ۰/۸۱۰ بدست آمده است.

در این بخش از مطالعه، به ارزیابی توزیع خطای مدل‌های برتر که توسط الگوریتم هیبریدی ANFIS-GA شبیه‌سازی شدند پرداخته می‌شود. در شکل ۶ توزیع خطای مدل‌های مذکور در هر دو حالت آموزش و تست به‌تصویر کشیده شده است. به‌عنوان مثال در شرایط آموزش، برای مدل شماره ۶، تقریبا ۱۵ درصد نتایج مدل‌سازی دارای خطای کمتر از ۴ درصد به خود اختصاص داده‌اند. همچنین برای این مدل حدودا ۳۵ درصد عدد فرودهای شبیه‌سازی شده خطایی کمتر از ۱۰ درصد دارند. علاوه بر این در شرایط آموزش مدل شماره ۸، تقریبا ۹۹ درصد نتایج این مدل خطایی کمتر از ۲۰ درصد هستند. در حالت آموزش برای مدل شماره ۳۱ نیز تقریبا ۶۲ درصد نتایج دارای خطایی کمتر از ۸ درصد دارند. حدودا ۸۰ درصد نتایج مدل‌سازی شده توسط مدل شماره ۶۵ خطایی کمتر از ۱۶ درصد به خود اختصاص داده‌اند. برای مدل شماره ۱۰۰ نیز در شرایط آموزش ۲۲ درصد عدد فرودهای شبیه‌سازی شده خطایی کمتر از ۴ درصد دارند. همچنین برای مدل

شماره ۱۲۰ در وضعیت آموزش حدودا ۷۰ درصد نتایج دارای خطایی کمتر از ۱۴ درصد هستند. این در حالی است که برای مدل شماره ۱۲۷ حدودا ۳۴ درصد عدد فرودهای شبیه‌سازی شده در وضعیت آموزش دارای درصد خطایی کمتر از ۶ درصد هستند. در شرایط تست نیز روند مذکور مشابه شرایط آموزش مدل‌های برتر است. به‌عنوان مثال، مدل شماره ۶ با خطایی کمتر از ۶ درصد حدودا ۲۲ درصد نتایج را تقریب زده است. همچنین در شرایط تست مدل شماره ۸ تقریبا ۹۶ درصد نتایج مدل‌سازی شده خطایی کمتر از ۱۸ درصد هستند. تقریبا ۷۷ درصد نتایج مدل شماره ۳۱ در وضعیت تست مقدار خطایی کمتر از ۱۲ درصد هستند. این در حالی است که حدودا ۵۱ درصد عدد فرودهای مدل‌سازی شده توسط مدل شماره ۶۵ مقدار خطایی کمتر از ۸ درصد هستند. برای مدل شماره ۱۰۰ نیز حدودا ۲۴ درصد نتایج شبیه‌سازی دارای خطایی کمتر از ۶ درصد هستند. علاوه براین حدودا ۷۵ درصد نتایج مدل شماره ۱۲۰ خطایی کمتر از ۱۶ به خود اختصاص داده‌اند. همچنین در وضعیت تست مدل شماره ۱۲۷، حدودا ۶۹ درصد نتایج این مدل خطایی کمتر از ۱۴ دارند.

بر اساس نتایج مدل‌سازی عدد فرود جریان سه‌فازی توسط مدل فرا ابتکاری ANFIS-GA، در بین ۱۲۷ مدل توسعه داده شده، مدل شماره ۸ به‌عنوان مدل برتر معرفی می‌شود. این مدل مقادیرعدد فرود را با دو پارامتر ورودی تخمین می‌زند. مقادیر عدد فرود شبیه‌سازی شده و مقایسه آن با مقادیر مشاهداتی نیز در شکل ۷ قابل مشاهده است.

شکل ۶- نمودارهای توزیع خطای مدل‌های برتر در شرایط آموزش و تست

شکل ۷- نمودارهای پراکندگی در هر دو حالت آموزش (train) و تست (test) مدل هشت

نتیجه‌گیری کلی

اگر جریان مجرای فاضلاب نیمه‌پر باشد و جریانی که انتقال رسوب در آن به شکل بار بستر است وارد این جریان شود ولی سرعت جریان به‌حدی نباشد که مانع از ته‌نشینی شود، بستر رسوبی تشکیل خواهد شد. این موضوع مقاومت بستر را به‌دلیل افزایش عمق بستر و کاهش سرعت، افزایش می‌دهد. ممکن است فرض شود که کاهش سرعت دلیلی بر کاهش ظرفیت انتقال رسوب جریان می‌شود که باعث ته‌نشینی بیشتر و احتمالا انسداد می‌شود. هر چند که در حقیقت شواهد آزمایشگاهی نشان می دهد که حضور بستر ته‌نشین شده در واقع به جریان اجازه می‌دهد که ظرفیت انتقال رسوب بیشتری به‌صورت بار بستر را داشته باشد. در این مطالعه با استفاده از یک روش فرا ابتکاری که با ترکیب شدن مدل انفیس و الگوریتم ژنتیک توسعه داده شد، جریان سه فازی درون مجاری فاضلاب‌رو مدل‌سازی گردید. برای مدل¬های با یک پارامتر ورودی، مدلی که تابعی از نسبت قطر متوسط ذارت به قطر لوله (d/D) بود، عدد فرود جریان سه فازی را با دقت بالاتری تخمین زد. برای این مدل در وضعیت تست شاخص‌های *RMSE* و *MAPE* به‌ترتیب مساوی ۱/۰۵۷ و ۱۹/۱۳۴ محاسبه شد. همچنین برای مدل‌های با دو پارامتر Cv و d/R، تخمین زد. برای این مدل در حالت آموزش برای این مدل مقادیر *MAPE* و *RMSE* به‌ترتیب مساوی ۵/۵۲۹ و ۰/۳۱۵ بود. برای مدل برتری که عدد فرود جریان را با سه پارامتر ورودی تخمین زد، مقادیر *MAPE* ، *RMSE* و *SI* در حالت تست به‌ترتیب مساوی ۷/۷۸۹، ۰/۴۰۳ و

۰/۱۰۲ محاسبه گردید. همچنین مدلی که با چهار پارامتر ورودی، مقادیر تابع هدف را تخمین زد، مقـادیر *RMSE* و *SI* برای مدل شـماره ۶۵ در شـرایط تسـت بـه‌ترتیـب برابر ۰/۵۱۰ و ۰/۱۲۹ محاسبه شد. همچنین بـرای مـدل برتر با ۵ متغیـر ورودی، در وضـعیت تسـت ایـن مـدل مقـادیر *MAPE* و *RMSE* بـه‌ترتیـب برابـر ۱۱/۹۸۰ و ۰/۵۷۹ بود. علاوه بر این، مدل برتـری کـه مقـدار عـدد فرود را با ترکیبی از شش پارامتر ورودی تخمین می‌زند، مقدار R^2 در حالت‌های آموزش و تست ایـن مـدل بـه‌ترتیب مساوی ۰/۹۰۶ و ۰/۹۰۰ محاسبه شدند. بر اساس نتایج مدل‌های مختلف، مـدلی کـه بـا ترکیبـی از هفـت پارامتر ورودی مشخصات جریان سه فازی را مدل‌سازی کرد، حدودا ۶۹ درصد نتایج این مـدل خطـایی کمتـر از ۱۴ داشت.

مراجع

1- Kelly W.E., Gularte R.C., “Erosion Resistance of Cohesive Soils”, *Journal of Hydr. Eng*. Vol. 107, pp. 1211-1214 (1981).

2- Raudkivi A.J., Tan S.K., “Erosion of Cohesive Soils”, *Journal of Hydr. Research.* Vol. 22, No. 4, pp. 217-233, (1984).

3- Crabtree R.W., “A Classification of Combined Sewer Sediment Types and Characteristics”, *WRc, Swindon*, (1988).

4- Alvarez E.M., “The influence of cohesion on sediment movement in channels of circular cross-section”, University of Newcastle upon Tyne, England, Ph.D. Thesis, (1990).

5- Azamathulla H., Ab Ghani A., Fei S.Y., “ANFIS – based approach for predicting sediment transport in clean sewer”, *Journal of Applied sift computing*. Vol. 12, No. 3, pp. 1227-1230, (2012).

6- Ab. Ghani A., “Sediment Transport in Sewers”, University of Newcastle Upon Tyne, UK, Ph.D. Thesis, (1993).

7- Vongvisessomjai N., Tingsanchali T. Babel M.S., “Non-deposition design criteria for sewers with part-full flow”, *Journal of Urban Water*. Vol. 7, No. 1, pp. 61–77, (2010).

8- Ota J.J., Perrusquía G.S., “Particle velocity and sediment transport at the limit of deposition in sewers”, *Journal of Water Science and Technology*, Vol. 67, No. 5, pp. 959–967, (2013).

9- Shamseldin A.Y., “Application of a neural network technique to rainfall–runoff modelling”, *Journal of Hydrology*, Vol. 199, pp. 272-294, (1997).

10- Giustolisi O., Laucelli D., “Improving generalization of artificial neural networks in rainfall–runoff modeling”, *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 50, No. 3, pp. 439-457, (2005).

11- Jain S.K., Das, D., Srivastava D.K., “Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation”, *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 125, No. 5, pp. 263-271, (1999).

12- Bae D.H., Jeong D.M., Kim G., “Monthly dam inflow forecasts using weather forecasting information and neuro-fuzzy technique”, *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 52, No. 1, pp.99-113, (2007).

13- Kisi O., “Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches”, *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 50, No. 4, pp. 683-696, (2005).

14- Ebtehaj I., Bonakdari H., “Performance evaluation of adaptive neural fuzzy inference system for sediment transport in sewers”, *Water Resources Management*, Vol. 28, No. 13, pp. 4765-4779, (2014).

15- Ota J.J., Nalluri C., “Graded sediment transport at limit deposition in clean pipe channel”, 28th International Association for Hydro-Environment Engineering and Research, Graz, Austria, (1999).

100111100010000100111

شکل ۱ – نمایش یک کروموزوم با ارقام صفر و یک

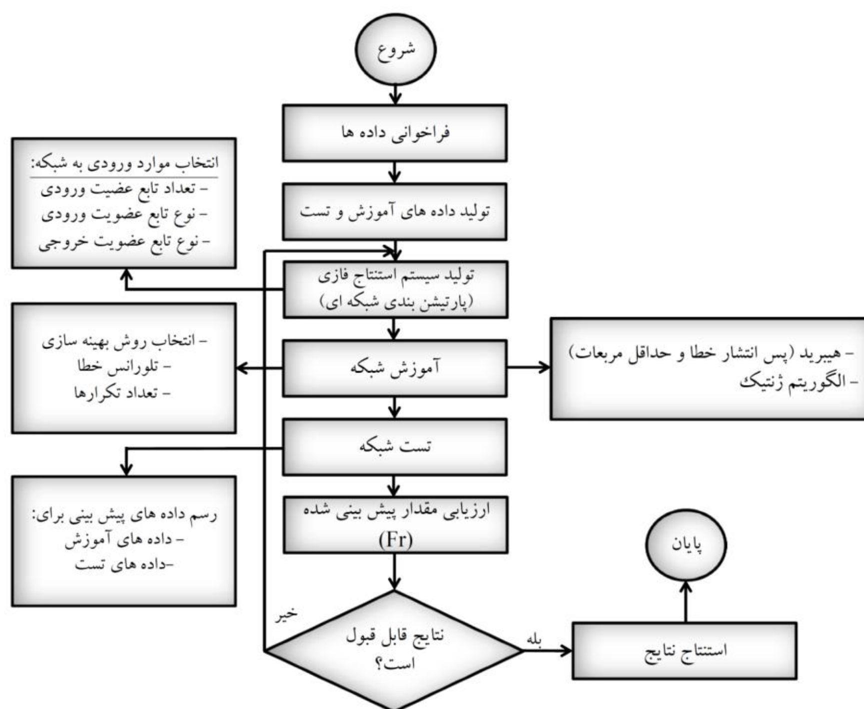
11100110101101   11100100011101

10010100011101   10010110101101

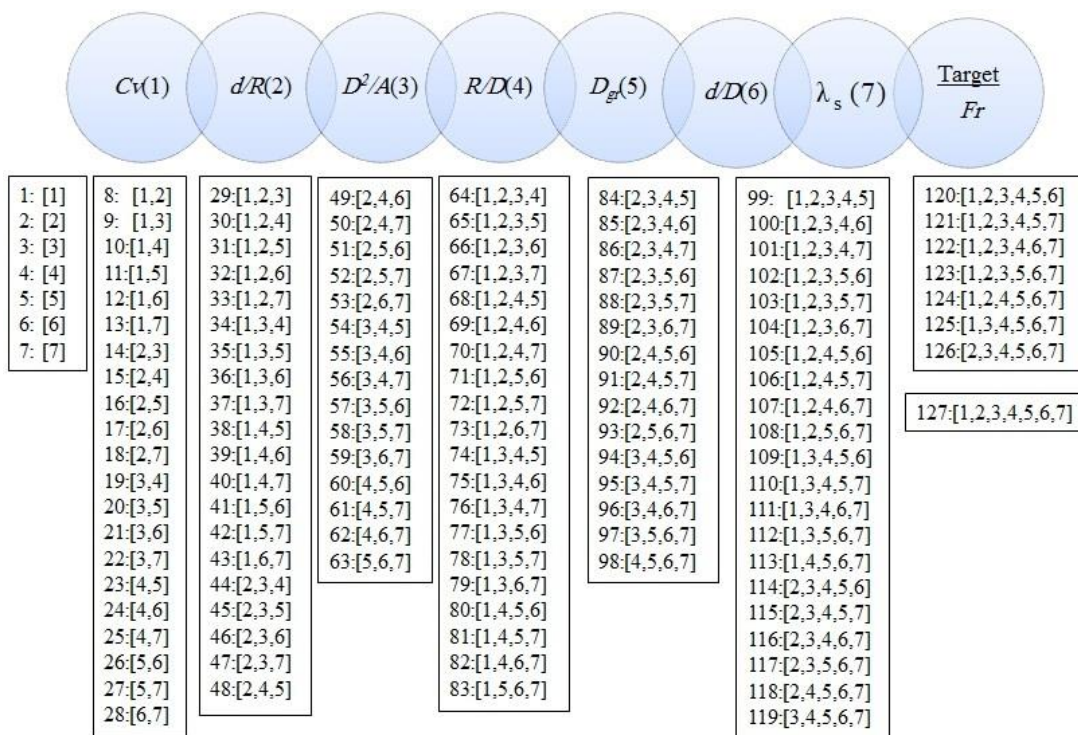
شکل ۲– دو کرموزوم بعد از تقاطع (فرزندان) دو کروموزم قبل از تقاطع (والدین)

11100101101101 ⟶ 111001001101101

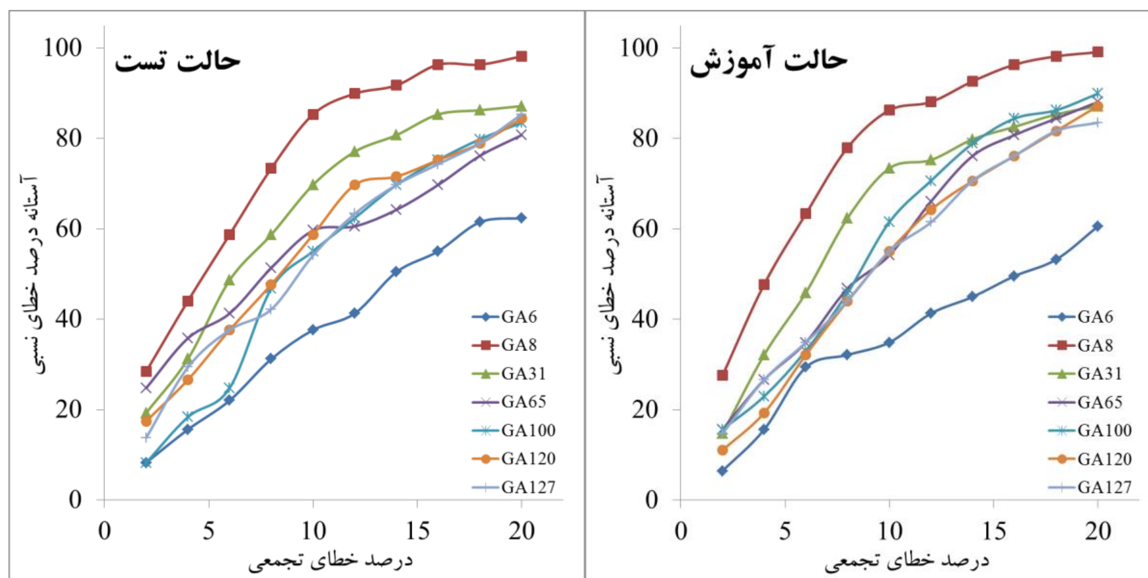
شکل ۳– کروموزوم بعد از جهش



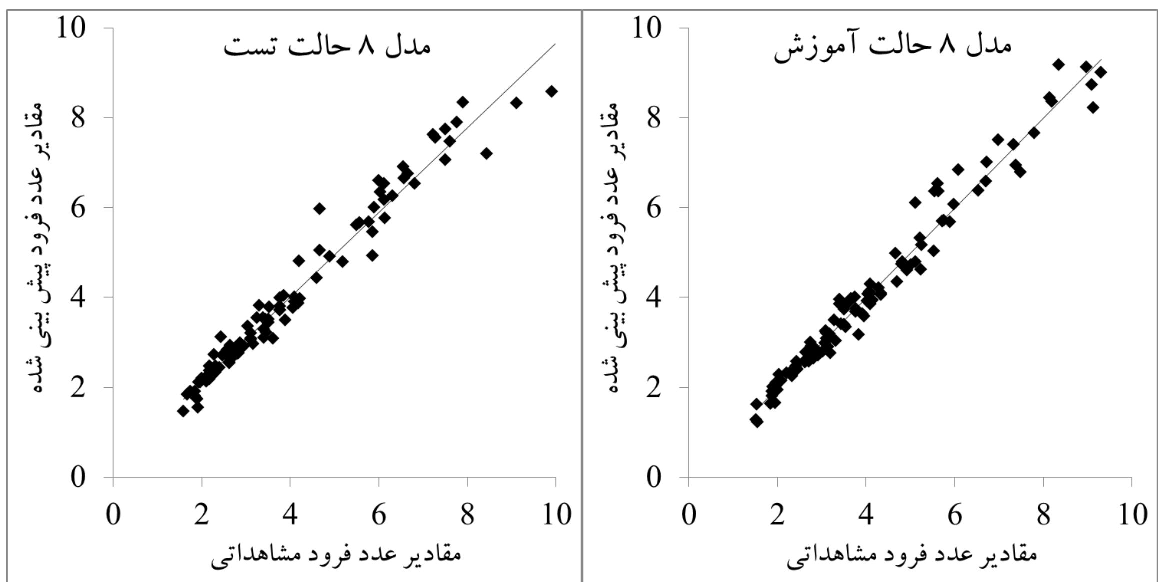
شکل ۴ – فلوچارت روش مورد استفاده در این مطالعه



شکل ۵- نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای مدل‌های مختلف ANFIS-GA



شکل ۶- نمودارهای توزیع خطای مدل‌های برتر در شرایط آموزش و تست



شکل ۷- نمودارهای پراکندگی در هر دو حالت آموزش (train) و تست (test) مدل هشت